

# Modélisation de parcours patients : graphes temporels pour la supervision médicale

Hugo Le Baher<sup>\*,\*\*,\*\*\*</sup>, Jérôme Azé<sup>\*</sup>, Sandra Bringay<sup>\*,\*\*\*\*</sup>, Pascal Poncelet<sup>\*</sup>, Nancy Rodriguez<sup>\*</sup>, Caroline Dunoyer<sup>\*\*,‡</sup>

- \* LIRMM, UMR 5506, Université de Montpellier, CNRS, Montpellier, France  
prenom.nom@lirmm.fr
- \*\* Département d'Information Médicale, CHU Montpellier, Montpellier, France
- \*\*\* 5 DEGRÉS, Paris, France  
<https://www.5degres.com>
- \*\*\*\* AMIS, Université Paul-Valéry, Montpellier, France  
prenom.nom@univ-montp3.fr
- ‡ IDESP, UMR UA11, INSERM - Université de Montpellier, Montpellier, France  
prenom.nom@umontpellier.fr

**Résumé.** L'usage de méthodes d'apprentissage automatique se démocratise pour anticiper les risques critiques chez les patients sous surveillance et diminuer la charge des soignants. Dans cet article, nous proposons une modélisation originale qui bénéficie des développements récents en convolution de graphes : un parcours patient est vu comme un graphe, où chaque nœud est un évènement et où les proximités temporelles sont représentées par des arcs pondérés. Cette modélisation a été évaluée pour prédire le décès à 24 heures sur un jeu de données réelles puis comparée avec succès avec les résultats de l'état de l'art.

## 1 Introduction

La supervision de l'évolution de la santé des patients dans les services d'urgence médicale est un problème difficile. Jung et al. (2016) montrent que la mise en place d'outils d'aide à la décision, qui sont en mesure d'anticiper les risques critiques chez les patients sous surveillance, améliorerait la capacité des services à réagir le plus vite possible aux épisodes inattendus et ainsi prévenir les décès de leurs patients.

Différentes approches ont été proposées pour prédire l'état d'un patient à partir de son historique. Généralement, toutes les données sont transformées sous la forme d'un vecteur dans le but d'utiliser des techniques traditionnelles d'apprentissage comme le partitionnement (Poongodi et al., 2021), la méthode des k plus proches voisins, la régression logistique, ou des modèles d'apprentissage profonds (El-Rashidy et al., 2020). Sous l'hypothèse que les variations dans le temps des descripteurs du patient sont essentielles pour prédire son état futur, d'autres techniques considèrent un parcours patient comme une séquence, constituée d'une succession de vecteurs. Cette nouvelle représentation peut être utilisée dans des modèles récurrents comme LSTM (Ashfaq et al., 2019; Li et al., 2020). La mise en place de ces techniques